

Analisa Perbandingan Peramalan Beban Listrik Jangka Pendek antara Metode Backpropagation Neural Network dengan Metode Regresi Linier

Fakhruddin Rafi Rizqulloh

fakhruddinrr@gmail.com

Universitas Jember

Suprihadi Prasetyono

suprihadi.teknik@unej.ac.id

Universitas Jember

Widya Cahyadi

cahyadi@unej.ac.id

Universitas Jember

Abstrak

Peningkatan pada jumlah populasi serta berbagai macam aktivitas manusia di dunia, ini memungkinkan adanya perubahan pada peningkatan kebutuhan tenaga listrik dengan permintaan yang tidak sama dalam setiap waktunya. Berdasarkan uraian tersebut, penelitian ini akan membuat penelitian yang berjudul "Analisis Perbandingan Peramalan Beban listrik Jangka Pendek Antara Metode Backpropagation Neural Network Dengan Metode Regresi Linear". Penggunaan metode backpropagation neural network dan metode regresi linear dengan harapan meningkatkan akurasi dari sistem peramalan beban listrik. Hasil peramalan beban listrik menggunakan metode backpropagation neural network didapatkan nilai error terkecil sebesar -0.022554% dengan nilai MSE sebesar 0.0249909% dan hasil peramalan beban listrik menggunakan metode regresi linear didapatkan nilai error terkecil sebesar -0.179% dengan nilai MSE sebesar 3.118%.

Kata Kunci — Peramalan Beban, Backpropagation Neural Network, Traincgb, Regresi Linear.

Abstract

The increase in the number of population and various kinds of human activities in the world, this allows a change in the increase in electricity demand with unequal demand at any time. Based on this description, this research will create a study entitled "Comparison Analysis of Short-Term Electricity Forecasting Between the Backpropagation Neural Network Method and the Linear Regression Method". The use of backpropagation neural network and linear regression methods is expected to improve the accuracy of the electrical load forecasting system. The results of electricity load forecasting using the backpropagation neural network method obtained the smallest error value of -0.022554% with an MSE value of 0.0249909% and the result of electricity load forecasting using the linear regression method obtained the smallest error value of -0.179% with an MSE value of 3.118%

Keywords — Load Forecasting, Backpropagation Neural Network, Traincgb, Linear Regression

I. PENDAHULUAN

Tenaga listrik tidak dapat disimpan dalam jumlah yang besar. Penyesuaian atau kontrol antara produksi dan kebutuhan listrik

sangat diperlukan karena jumlah konsumen yang banyak akan mempengaruhi karakteristik beban puncak yang berbeda-beda di setiap harinya. Metode yang tepat untuk memperkirakan kebutuhan beban listrik di masa yang akan datang yaitu dengan melakukan peramalan beban listrik. Beban yang diramalkan mempunyai jangka waktu tertentu yang disesuaikan dengan kebutuhan peramalan. Peramalan beban listrik bertujuan untuk mengenali pola beban dengan mengolah data historis beban listrik yang direpresentasikan dalam kurva beban harian. Tujuan utama peramalan beban adalah untuk mencegah terjadinya peningkatan atau penurunan kebutuhan listrik secara mendadak [3].

Peramalan beban listrik berdasarkan jangka waktu dapat dikelompokkan menjadi:

1. Peramalan Beban Jangka Panjang

Peramalan beban jangka panjang adalah untuk jangka waktu di atas satu tahun.

2. Peramalan Beban Jangka Menengah

Peramalan beban jangka menengah adalah untuk jangka waktu satu bulan sampai dengan satu tahun.

3. Peramalan Beban Jangka Pendek

Peramalan beban jangka pendek adalah untuk jangka waktu beberapa jam hingga satu minggu. Penggunaan peramalan jangka pendek spesifik untuk penelitian, yang berupa studi perbandingan bebanlistrik perkiraan dengan actual [2].

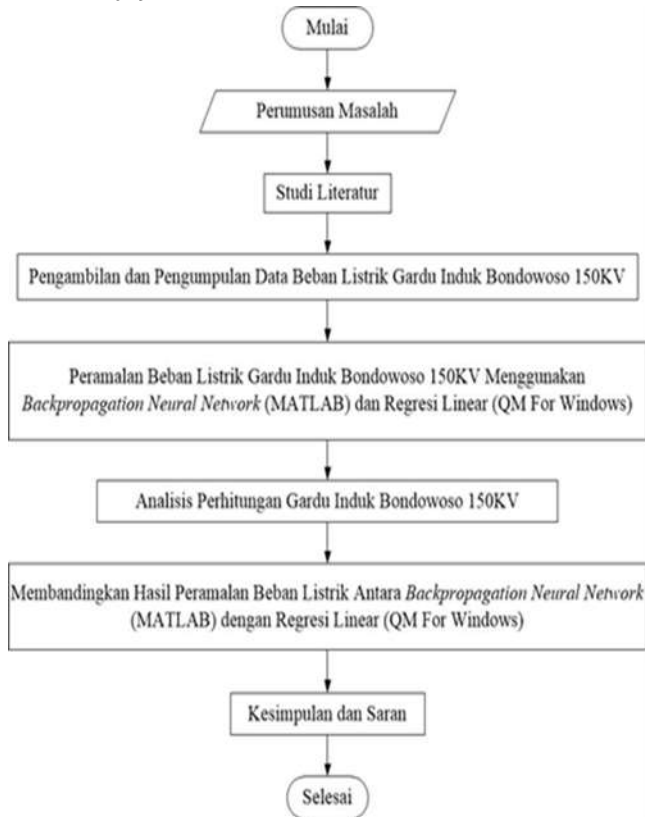
Metode peramalan beban listrik beragam jenisnya disesuaikan dengan kebutuhan dan fungsinya. Penelitian ini bertujuan untuk membandingkan dua metode peramalan beban listrik yang memiliki karakter berbeda yaitu metode Jaringan Syarat Tiruan (JST) dengan metode propogasi balik (backpropogation) dan metode Regresi Linier menggunakan QM for Windows. Metode JST memiliki kemampuan untuk memprediksi dengan baik dan akurat, namun penggunaannya memerlukan software yang cukup rumit contohnya MATLAB. Sedangkan metode regresi linear dapat digunakan untuk menentukan sifat-sifat dan korelasi hubungan antara dua variabel dan memperkirakan nilai dari suatu variabel yang belum diketahui dengan dasar observasi data dari waktu yang lampau menggunakan software yang user friendly contohnya QM For Windows sehingga mudah digunakan dan dipelajari. Perbandingan peramalan beban listrik dengan metode lain

diperlukan untuk mengetahui bahwa peramalan beban listrik yang dilakukan sudah merupakan hasil yang terbaik dengan nilai error terkecil.

II. METODE PENELITIAN

A. Waktu Tempat Penelitian

Penelitian ini dilaksanakan di Gardu Induk PT. PLN (PERSERO) Bondowoso dan dimulai pada Juli 2019 sampai November 2019.



Gbr. 1 Diagram Alir Penelitian

B. Studi Literatur

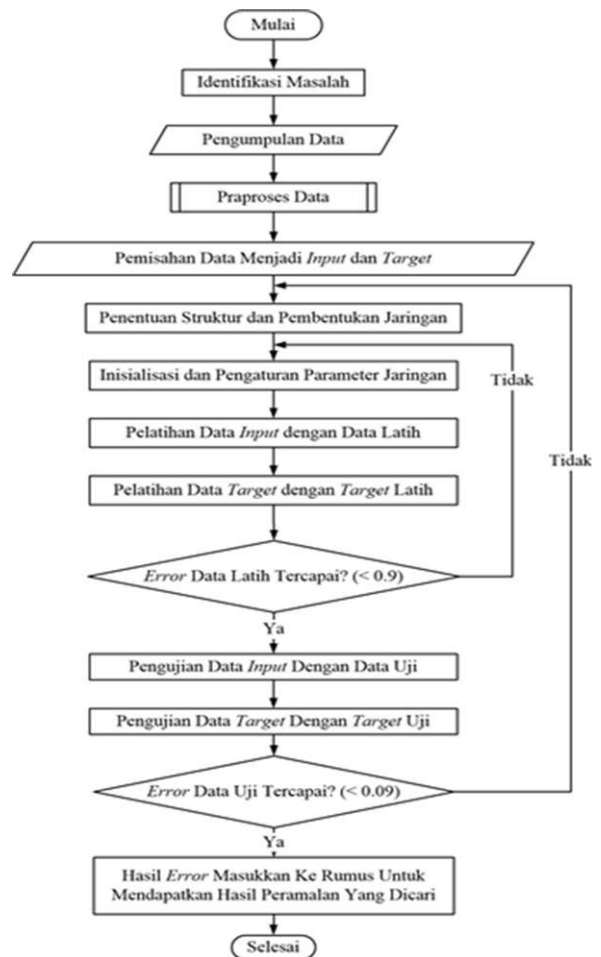
Studi literatur dilakukan yaitu dengan mengambil materi dari beberapa buku, judul jurnal, paper maupun skripsi-skripsi yang telah ada sebelumnya, dijadikan acuan maupun referensi penelitian untuk dikembangkan lebih lanjut untuk melakukan penelitian.

C. Pengambilan Data

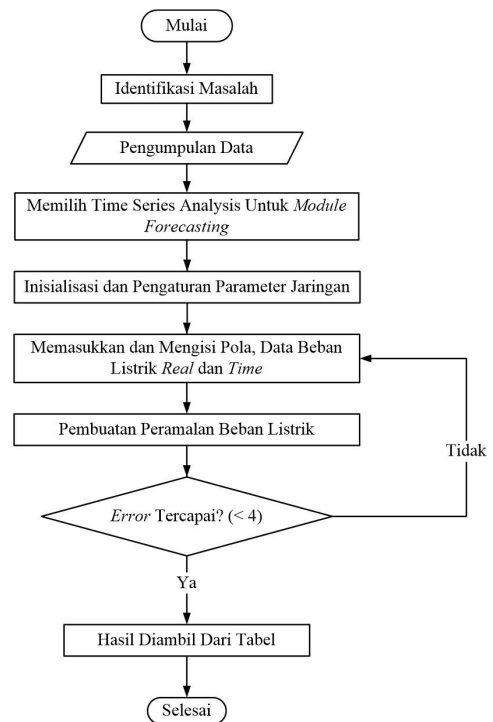
Data yang diambil adalah data beban listrik harian yang ada di trafo 1 gardu induk Bondowoso 150KV.

D. Pembuatan Sistem Peramalan Berbasis Backpropagation Neural Network dan Regresi Linier

Pembuatan sistem peramalan beban dengan menggunakan metode backpropagation neural network. dengan bantuan software MATLAB. Berikut ini adalah gambar diagram alir dari peramalan beban menggunakan software MATLAB:



Gbr. 2 Diagram Alir Metode Backpropagation Neural Network



Gbr. 3 Diagram Alir Metode Regresi Linier

Identifikasi masalah adalah awal proses dari diagram alir yang dapat melakukan peramalan beban listrik sesuai target yang dibutuhkan. Kemudian dilakukan pengumpulan data untuk menghasilkan dan memenuhi data yang diperlukan yaitu berupa data historis beban listrik gardu induk Bondowoso 150KV mulai bulan Juli hingga bulan November tahun 2019 dalam bentuk beban listrik harian. Selanjutnya adalah melakukan praproses data yang bertujuan untuk menyiapkan dan mengolah data beban listrik dan temperature agar dapat mengolah model jaringan syaraf tiruan. Tahapannya adalah koreksi data dan normalisasi data (merubah nilai data kedalam range atau rentang nilai tertentu, dengan tujuan agar mempermudah proses perhitungan).

Selanjutnya adalah pemisahan data menjadi input dan target sesuai dengan model JST yang dikembangkan. Kemudian dibuat rancangan model jaringan syaraf tiruan dengan metode backpropagation neural network atau biasa disebut dengan propagasi balik. Fungsi pelatihan yang dipakai adalah traincgb [1].

Langkah berikutnya adalah merubah atau memberi inisialisasi untuk learning rate dan jumlah neuron pada hidden layer dengan mencoba-coba (tidak ada acuan resmi) agar mendapatkan hasil yang konvergen sehingga mendapat nilai error dan MSE yang terbaik (paling kecil). Kemudian yang dilakukan adalah melatih (training) data input dengan data latih dan melatih (training) data target dengan data target latih. Hal ini dilakukan agar jaringan syaraf tiruan (JST) mengalami proses pembelajaran dari input data latih yang telah diberikan, sehingga diharapkan bisa mempelajari data historis. Selanjutnya dilihat MSE yang dihasilkan, apabila masih terlalu besar maka perlu dilakukan pelatihan (training) lagi.

Pelatihan (training) dilakukan dengan metode uji coba. Apabila MSE yang didapatkan sudah sesuai, yang dilakukan selanjutnya adalah menguji (*testing*) data input dengan data uji dan menguji (*testing*) data target dengan data target uji. Hal ini dilakukan agar jaringan syaraf tiruan (JST) mengalami proses berupa pengujian dari input data uji yang telah diberikan, sehingga dapat mendapatka hasil yang akurat dibandingkan dengan nilai dari beban real). Semakin kecil nilai MSE yang dihasilkan, maka hasil peramalan beban listrik semakin baik. Kemudian apabila MSE dari hasil pengujian (*testing*) sudah baik, selanjutnya mencari nilai dari peramalan beban listrik (X) menggunakan persamaan:

$$X' = \frac{X - X_{\min}}{X_{\max} - X_{\min}} * (BA - BB) + BB \quad (1)$$

Hasil yang didapat dari rumus inilah yang akan divalidasi dengan metode regresi linear dengan bantuan *software QM For Windows* yang setelahnya baru akan dibandingkan dengan beban listrik real Gardu induk Bondowoso 150KV

E. Perbandingan Data

Perbandingan data hasil peramalan hasil metode backpropagation neural network dengan metode regresi linear.

Didalam regresi linear menggunakan persamaan estimasi atau estimating equation dengan penggunaan rumus matematika antara variabel yang diketahui dengan variabel yang tidak diketahui. Analisis korelasi mengungkapkan seberapa benar persamaan estimasi sebenarnya menggambarkan hubungan tersebut [4].

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Hasil dan Analisa Pengujian Peramalan Beban

Tujuan dari penelitian ini adalah untuk membuat model peramalan beban listrik jangka pendek di Gardu Induk Bondowoso dengan membandingkan dua metode peramalan beban listrik yaitu metode *backpropagation neural network* dan metode regresi linear. Hal ini bertujuan untuk mencari metode mana yang terbaik dalam meramalkan beban dan mengimplementasikan mata kuliah kecerdasan sistem dan kelistrikan di bidang kecerdasan buatan untuk membuat suatu model dari dasar operasi ataupun kegiatan yang masih manual.

Fungsi dari peramalan beban listrik adalah mengetahui apabila terdapat peningkatan kebutuhan listrik di Bondowoso berbanding lurus dengan adanya peningkatan dari segi kegiatan ekonomi dan kesejahteraan masyarakat. Peningkatan kebutuhan tenaga listrik memerlukan perencanaan sistem tenaga listrik yang tepat. Perencanaan yang baik dapat dilakukan melalui peramalan yang tepat untuk kebutuhan beban listrik. Peramalan di bidang tenaga listrik bertujuan untuk memperkirakan kebutuhan beban listrik di masa mendatang. Beban yang diramalkan mempunyai jangka waktu tertentu yang disesuaikan dengan kebutuhan peramalan.

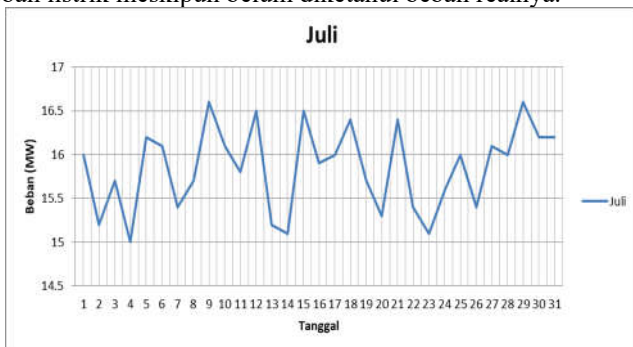
Trafo yang dipakai sebagai sampling data adalah trafo 1 (30MVA). Tidak ada alasan spesifik untuk memilih trafo 1 (30MVA) dibandingkan trafo 2 (60MVA) karena kedua trafo tersebut sama-sama mengalami kenaikan dan penurunan konsumsi listrik dari konsumen di jam-jam tertentu. Sampling pengambilan data pada trafo 1 ini bertujuan untuk mendapatkan data latih (5 bulan) untuk peramalan beban listrik dan menjadikannya sebagai objek penelitian. Selain itu, pengambilan sampling ini bertujuan juga untuk mempelajari dan mengetahui pola kenaikan dan penurunan konsumsi listrik warga Bondowoso di jam-jam tertentu.

Dasar operasi selama ini pada gardu induk Bondowoso untuk melayani konsumennya terhadap permintaan listrik adalah dengan cara PT. PLN (PERSERO) pusat memberikan secara merata untuk gardu-gardu induknya di Indonesia sebesar 150KV. Untuk daya yang diberikan PLN pada trafo 1 gardu induk Bondowoso 150KV adalah sebesar 30MVA dan daya yang diberikan PLN pada trafo 2 gardu induk Bondowoso 150KV adalah sebesar 60MVA. Kemudian PLN melihat data konsumen yang akan mendaftar listrik. Apabila permintaan listrik konsumen lebih kecil, maka listriknya akan dikurangi atau menjadi tidak terpakai. Sebaliknya, apabila permintaan listrik besar, PT. PLN (PERSERO) akan menambahkan daya agar bisa memenuhi kebutuhan. Untuk seterusnya, hanya dilakukan pencatatan secara manual dan pelaporan beban puncak saja kepada rayon PT. PLN Bondowoso.

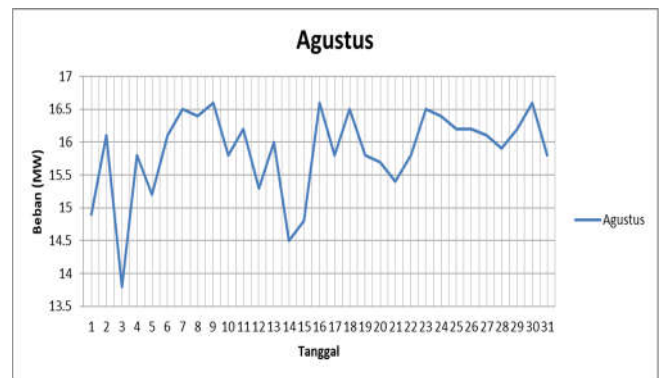
Peramalan beban jangka pendek dapat meramalkan target mulai dari beberapa jam, 1 jam hingga 1 bulan. Penggunaan jangka pendek sendiri memiliki spesifik fungsi untuk penelitian, yang bisa berupa studi perbandingan beban listrik perkiraan dengan aktual (real time). Disebut peramalan beban pendek adalah cara belajarnya yang mensampling data mulai dari beberapa jam, 1 hari hingga 1 minggu. Peramalan beban listrik jangka pendek tidak hanya memiliki maksimal kemampuan meramalkan untuk 1 bulan. Peramalan beban listrik dapat menggeser yang tadinya data target menjadi data latih, sehingga data target selanjutnya bisa untuk berbulan-bulan selanjutnya. Pengetahuan umum dari peramalan beban listrik dapat mengalami kesalahan (melenceng dari data realnya), sehingga penggunaan optimal peramalan jangka pendek adalah 1 bulan, namun peramalan berbulan-bulan hingga 1 tahun tetap bisa dilakukan.

Pembuatan peramalan beban dilakukan 2 tahap, yaitu saat data target memiliki nilai data realnya dan saat data target tidak memiliki nilai data realnya. Data target yang tidak memiliki nilai data realnya adalah bertujuan untuk menunjukkan kemampuan dari peramalan beban listrik bahwa peramalan beban listrik mampu meramalkan beban listrik tanpa harus mempunyai data realnya terlebih dahulu, sehingga peramalan beban listrik sudah memiliki data untuk bulan-bulan selanjutnya meskipun data realnya belum ada dari trafo 1 (30MVA).

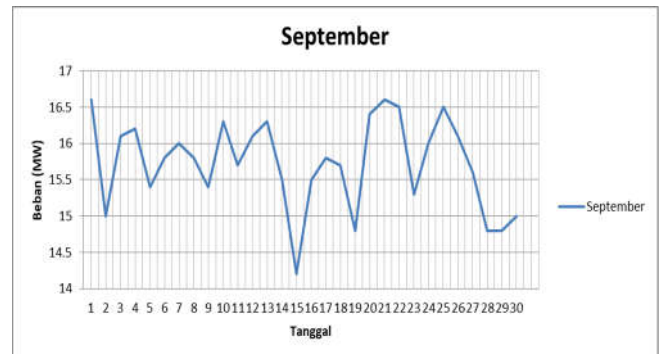
Hasil peramalan beban menggunakan metode *backpropagation neural network* dapat dilihat pada tabel 2. Dan 3. Data latih peramalan beban listrik ini dimulai dari 1 Juli 2019 sampai 30 November 2019. Setelah dilakukan peramalan, maka akan didapatkan beban listrik hasil peramalan untuk bulan November. Data beban listrik untuk bulan November sudah ada yang kemudian akan dibandingkan antara beban listrik real dengan beban listrik hasil peramalan agar menentukan apakah beban listrik hasil peramalan sudah mendekati beban real atau belum. Selain melihat data real dengan beban hasil peramalan, diperlukan untuk imelihat inilai error idan MSE. Semakin kecil nilai error dan MSE, maka dipastikan hasil peramalan beban listriknya akan mendekati beban listrik real. Setelah membandingkan dengan bulan November, peramalan beban listrik dapat meramalkan beban listrik meskipun belum diketahui beban realnya.



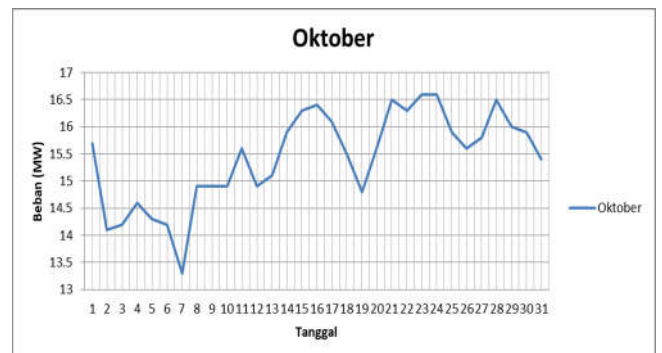
Gbr. 4 Grafik Beban Puncak Bulan Juli



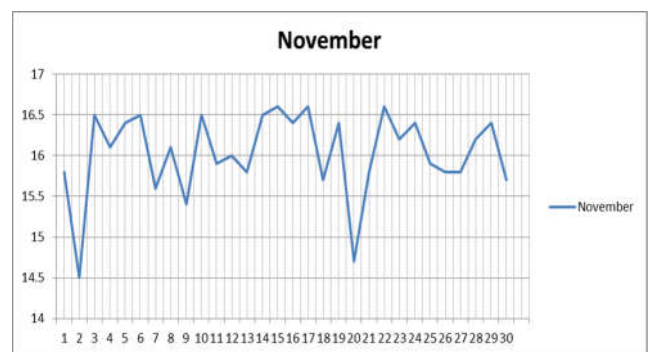
Gbr. 5 Grafik Beban Puncak Bulan Agustus 2019



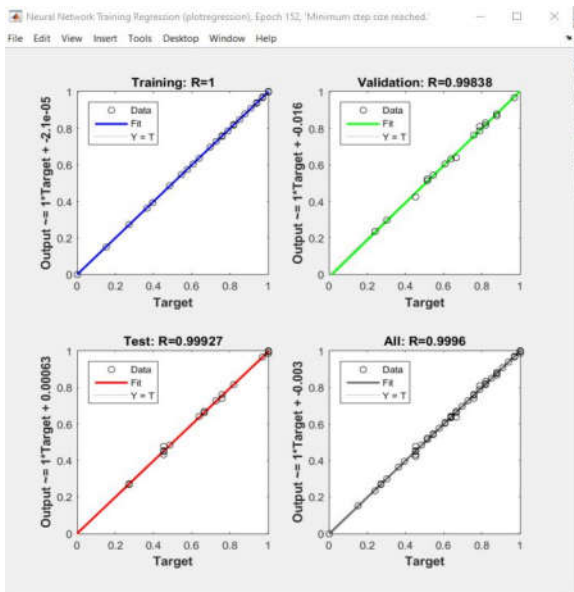
Gbr. 6 Grafik Beban Puncak Bulan September 2019



Gbr. 7 Grafik Beban Puncak Bulan Oktober 2019



Gbr. 8 Grafik Beban Puncak Bulan November 2019

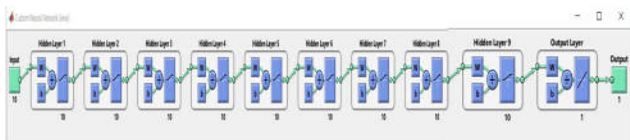


Gbr. 9 Hasil Regression Backpropagation Neural Network Fungsi Pelatihan Traincgb

TABEL I
KONEVERGENSI UNTUK MODEL JST PADA FUNGSI PELATIHAN SAAT UJI LATIH

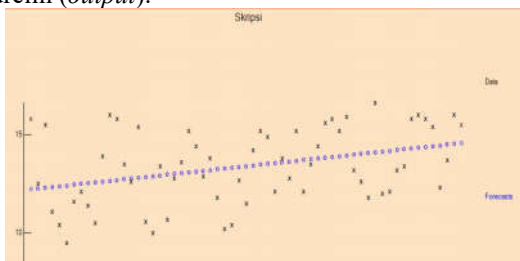
| Function Training | Epoch | MSE | Keterangan |
|-------------------|-------|-------------|------------|
| Traincgb | 0 | 0.000017277 | Konvergen |

Tabel 1. menunjukkan bahwa hasil dari pelatihan traincgb didapatkan nilai MSE sebesar 0.000017277 pada epoch 0 (konvergen).



Gbr. 10 Custom Neural Network View

Gambar 10 berupa *custom neural network view* untuk menunjukkan bahwa pertama-tama ada sekelompokkan *input* untuk menjadi data latih dan data uji. Kemudian terdapat 9 *hidden layer* dengan masing-masing layer berisi 10 neuron. Untuk *hidden layer* 1 sampai 9 menggunakan *logsig* (karena normalisasi datanya adalah 1 dan 0) dan *hidden layer* 10 *purelin* (*output*).



Gbr. 11 Grafik Hasil Peramalan Beban Listrik dengan Metode Regresi Linier Menggunakan Software QM for Windows

B. Perbandingan antara Metode Backpropagation Neural Network dengan Metode Regresi Linier

Peramalan beban listrik merupakan suatu kegiatan yang mampu meramalkan nilai ataupun kondisi dimasa yang akan datang, dalam hal ini adalah beban listrik trafo 1 (30MVA). Peramalan beban listrik bertujuan untuk imengetahui kebutuhan tenaga listrik dalam kurun waktu tertentu. Terdapat dua jenis metode peramalan beban yang umum digunakan yaitu metode *backpropagation neural network* dan regresi linier [5].

Hasil penelitian menunjukkan bahwa data hasil peramalan beban listrik menggunakan metode *backpropagation neural network* memiliki nilai error lebih kecil daripada peramalan beban listrik menggunakan metode regresi linier. Peramalan beban menggunakan *backpropagation neural network* dengan fungsi *traincgb* menghasilkan nilai MSE hanya 0.0249909%, sedangkan pada metode regresi linier sebesar 3.118%. Nilai MSE berfungsi untuk menunjukkan tingkat akurasi peramalan beban yang dilakukan. Semakin kecil nilai MSE ataupun error yang dihasilkan, maka peramalan beban yang dilakukan semakin akurat. Oleh karena itu, pada variable akurasi, peramalan beban menggunakan metode *backpropagation neural network* dengan spesifik fungsi pelatihan *traincgb* lebih baik dan direkomendasikan daripada metode regresi linier.

Peramalan beban dengan metode *backpropagation neural network* dengan fungsi *traincgb* memiliki nilai akurasi yang sangat baik namun penggunaannya masih jarang apabila dibandingkan dengan metode regresi linier dikarenakan fungsi *traincgb* ini memiliki kompleksitas tinggi dalam pembuatannya dibandingkan dengan metode regresi linier yang cenderung lebih mudah.

Tabel 2 menunjukkan bahwa nilai MSE yang terdiri dari metode *backpropagation neural network* dengan fungsi pelatihan *traincgb* dan metode regresi linear. MSE terbaik dihasilkan oleh metode *backpropagation neural network* dengan fungsi pelatihan *traincgb* dengan nilai MSE sebesar 0.0249909% dengan nilai MSE yang sudah konvergen.

TABEL II
PERBANDINGAN MSE HASIL METODE BACKPROPAGATION NEURAL NETWORK DENGAN METODE REGRESI LINIER

| MSE (%) Metode Backpropagation Neural Network (Fungsi Pelatihan Traincgb) | MSE (%) Metode Regresi Linear |
|--|----------------------------------|
| 0.02810107 | 3.118 |

Tabel 3. menunjukkan pada tanggal 1 sampai 30 November 2019 prediksi terbaik adalah didominasi oleh metode *backpropagation neural network* (fungsi pelatihan *traincgb*). Tabel 4. menunjukkan pada tanggal 1 sampai 30 Desember 2019 prediksi terbaik adalah oleh metode *backpropagation neural network* (fungsi pelatihan *traincgb*).

TABEL III
PERBANDINGAN HASIL METODE BACKPROPAGATION NEORAL NETWORK DENGAN METODE REGRESI LINIER BULAN NOVEMBER 2019

| Bulan | No | Real (MW) | Prediksi Trainegb (MW) | Error (%) | Prediksi QM For Windows (MW) | Error (%) | Metode Dengan Prediksi Terbaik |
|---------------|----|-----------|------------------------|-----------|------------------------------|-----------|---------------------------------------|
| November 2019 | 1 | 15.8 | 16.40434 | 0.059294 | 12.231 | 3.569 | <i>Backpropagation Neural Network</i> |
| | 2 | 14.5 | 14.08929 | 0.70021 | 14.27 | 0.23 | Regresi Linear |
| | 3 | 16.5 | 14.64402 | 0.59272 | 13.309 | 3.191 | <i>Backpropagation Neural Network</i> |
| | 4 | 16.1 | 14.27812 | 0.43087 | 14.348 | -1.248 | <i>Backpropagation Neural Network</i> |
| | 5 | 16.4 | 16.47717 | -0.023385 | 14.387 | -1.987 | <i>Backpropagation Neural Network</i> |
| | 6 | 16.5 | 16.21849 | -0.46015 | 13.426 | -2.926 | <i>Backpropagation Neural Network</i> |
| | 7 | 15.6 | 15.86361 | -0.01927 | 15.466 | -0.866 | <i>Backpropagation Neural Network</i> |
| | 8 | 16.1 | 16.67458 | -0.022554 | 15.505 | -0.405 | <i>Backpropagation Neural Network</i> |
| | 9 | 15.4 | 17.03329 | -0.25249 | 12.544 | -1.144 | <i>Backpropagation Neural Network</i> |
| | 10 | 16.5 | 16.00095 | 0.12093 | 12.583 | -2.083 | <i>Backpropagation Neural Network</i> |
| | 11 | 15.9 | 16.13335 | -0.070715 | 14.622 | 1.278 | <i>Backpropagation Neural Network</i> |
| | 12 | 16 | 15.66402 | 0.041201 | 12.661 | 3.339 | <i>Backpropagation Neural Network</i> |
| | 13 | 15.8 | 15.52252 | 0.084091 | 12.7 | 3.1 | <i>Backpropagation Neural Network</i> |
| | 14 | 16.5 | 16.51133 | -0.094337 | 16.74 | 0.76 | <i>Backpropagation Neural Network</i> |
| | 15 | 16.6 | 16.56862 | -0.051093 | 16.779 | -0.179 | <i>Backpropagation Neural Network</i> |
| | 16 | 16.4 | 16.63366 | -0.28289 | 12.818 | 2.582 | <i>Backpropagation Neural Network</i> |
| | 17 | 16.6 | 15.60868 | 0.27009 | 12.857 | -2.257 | <i>Backpropagation Neural Network</i> |
| | 18 | 15.7 | 16.3491 | -0.045186 | 12.896 | -2.896 | <i>Backpropagation Neural Network</i> |
| | 19 | 16.4 | 14.323 | 0.56879 | 16.935 | 0.465 | <i>Backpropagation Neural Network</i> |
| | 20 | 14.7 | 16.53674 | -0.49598 | 12.974 | -2.274 | <i>Backpropagation Neural Network</i> |
| | 21 | 15.8 | 17.02768 | -0.28116 | 13.014 | -0.214 | <i>Backpropagation Neural Network</i> |
| | 22 | 16.6 | 15.57172 | -0.53689 | 13.053 | 0.547 | <i>Backpropagation Neural Network</i> |
| | 23 | 16.2 | 16.6462 | -0.25642 | 13.092 | 2.108 | <i>Backpropagation Neural Network</i> |
| | 24 | 16.4 | 15.56426 | -0.11038 | 13.131 | 1.269 | <i>Backpropagation Neural Network</i> |
| | 25 | 15.9 | 14.8509 | 0.37852 | 13.17 | -0.27 | <i>Backpropagation Neural Network</i> |
| | 26 | 15.8 | 16.39933 | 0.030512 | 13.209 | 0.591 | <i>Backpropagation Neural Network</i> |
| | 27 | 15.8 | 15.91043 | 0.14836 | 13.248 | -1.448 | <i>Backpropagation Neural Network</i> |

| | | | | | | | |
|--|----|------|----------|-----------|--------|--------|---------------------------------------|
| | 28 | 16.2 | 16.00623 | 0.17993 | 13.288 | -3.088 | <i>Backpropagation Neural Network</i> |
| | 29 | 16.4 | 15.09777 | 0.2128 | 13.327 | -2.927 | <i>Backpropagation Neural Network</i> |
| | 30 | 15.7 | 16.41678 | -0.065692 | 13.366 | -0.666 | <i>Backpropagation Neural Network</i> |

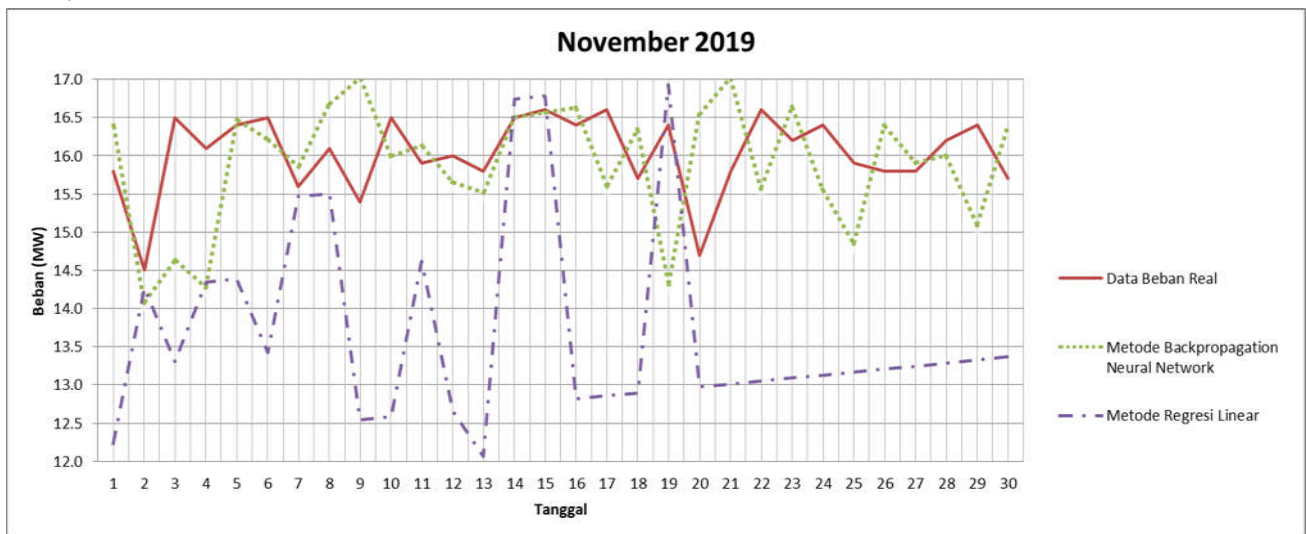
TABEL IV
PERBANDINGAN HASIL METODE BACKPROPAGATION NEORAL NETWORK DENGAN METODE REGRESI LINIER BULAN DESEMBER 2019

| Bulan | No | Prediksi Traincgb (MW) | Error (%) | Prediksi QM For Windows (MW) | Error (%) | Metode Dengan Prediksi Terbaik |
|---------------|----|------------------------|------------|------------------------------|-----------|---------------------------------------|
| Desember 2019 | 1 | 15.920728 | -0.0062845 | 13.444 | -1.905 | <i>Backpropagation Neural Network</i> |
| | 2 | 15.570565 | 0.19074 | 13.483 | 0.756 | <i>Backpropagation Neural Network</i> |
| | 3 | 16.169614 | 0.13042 | 13.522 | 1.717 | <i>Backpropagation Neural Network</i> |
| | 4 | 16.18684 | -0.11723 | 13.561 | 1.378 | <i>Backpropagation Neural Network</i> |
| | 5 | 15.677254 | 0.27962 | 13.601 | -1.461 | <i>Backpropagation Neural Network</i> |
| | 6 | 14.29198 | 0.21455 | 13.64 | 0.199 | <i>Backpropagation Neural Network</i> |
| | 7 | 16.95013 | -0.25757 | 13.679 | -0.84 | <i>Backpropagation Neural Network</i> |
| | 8 | 16.081933 | 0.035779 | 13.718 | 1.521 | <i>Backpropagation Neural Network</i> |
| | 9 | 15.814567 | -0.12563 | 13.757 | -1.618 | <i>Backpropagation Neural Network</i> |
| | 10 | 16.003921 | -0.061796 | 13.796 | -0.257 | <i>Backpropagation Neural Network</i> |
| | 11 | 16.64224 | -0.1946 | 13.835 | 0.604 | <i>Backpropagation Neural Network</i> |
| | 12 | 15.162652 | 0.19314 | 13.875 | 1.765 | <i>Backpropagation Neural Network</i> |
| | 13 | 16.255282 | -0.25918 | 13.914 | 1.925 | <i>Backpropagation Neural Network</i> |
| | 14 | 15.222085 | 0.32665 | 13.953 | 1.286 | <i>Backpropagation Neural Network</i> |
| | 15 | 14.898124 | 0.24299 | 13.992 | 1.947 | <i>Backpropagation Neural Network</i> |
| | 16 | 16.499086 | -0.15123 | 14.031 | -0.792 | <i>Backpropagation Neural Network</i> |
| | 17 | 16.541326 | -0.012519 | 14.07 | -1.431 | <i>Backpropagation Neural Network</i> |
| | 18 | 16.007452 | 0.058347 | 14.109 | -2.27 | <i>Backpropagation Neural Network</i> |
| | 19 | 15.804238 | 0.18054 | 14.149 | 2.491 | <i>Backpropagation Neural Network</i> |
| | 20 | 15.038077 | 0.20059 | 14.188 | -2.149 | <i>Backpropagation Neural Network</i> |
| | 21 | 16.27066 | 0.0695 | 14.227 | -2.088 | <i>Backpropagation Neural Network</i> |
| | 22 | 14.154304 | 0.61991 | 14.266 | -1.027 | <i>Backpropagation Neural Network</i> |
| | 23 | 15.728371 | 0.14291 | 14.305 | -0.866 | <i>Backpropagation Neural Network</i> |
| | 24 | 16.363258 | -0.44342 | 14.344 | 1.495 | <i>Backpropagation Neural Network</i> |

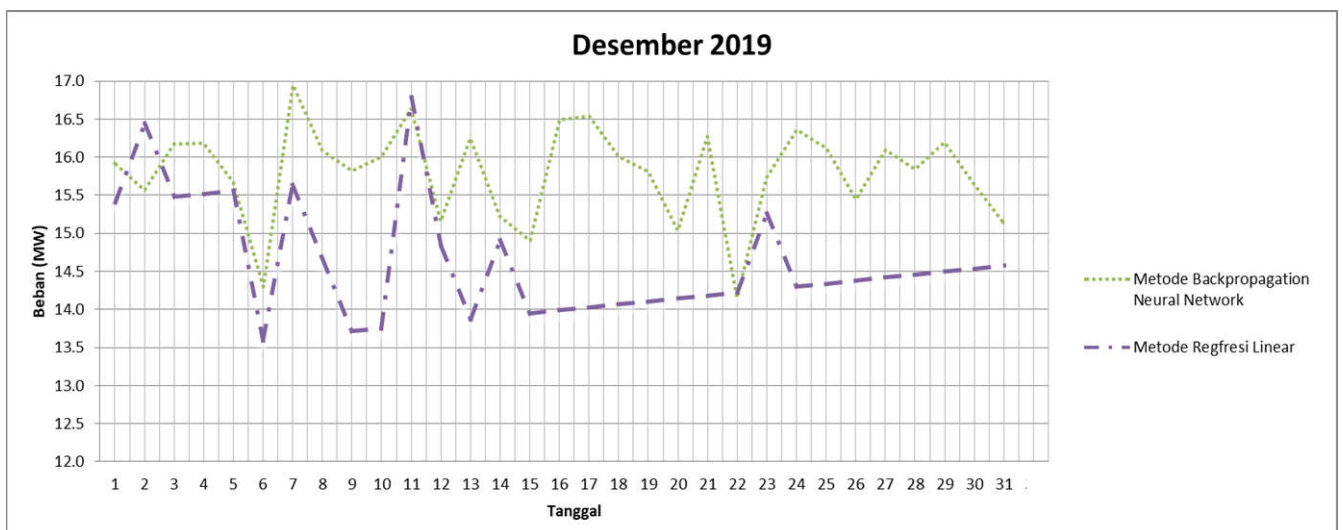


| | | | | | | |
|--|----|-----------|----------|----------|--------|---------------------------------------|
| | 25 | 16.113316 | -0.24646 | 14.383 | 1.656 | <i>Backpropagation Neural Network</i> |
| | 26 | 15.442261 | 0.16901 | 14.423 | 1.417 | <i>Backpropagation Neural Network</i> |
| | 27 | 16.098598 | -0.48442 | 14.462 | 0.977 | <i>Backpropagation Neural Network</i> |
| | 28 | 15.839647 | -0.31505 | 14.501 | -2.162 | <i>Backpropagation Neural Network</i> |
| | 29 | 16.192648 | 0.12344 | 14.54 | -0.801 | <i>Backpropagation Neural Network</i> |
| | 30 | 15.645508 | 0.046813 | 14.579 | 1.46 | <i>Backpropagation Neural Network</i> |
| | 31 | 15.130906 | 0.41488 | 15.12886 | 0.921 | <i>Backpropagation Neural Network</i> |

C. Perbandingan antara data Beban Real dengan Hasil Peramalan Beban Kedua Metode (*Backpropagation* dan Regresi Linier)



Gbr. 12 Grafik Perbandingan Antara Data Beban Real Dengan Hasil Peramalan Beban Listrik Menggunakan Metode *Backpropagation Neural Network* Dan Metode Regresi Linear Pada Bulan November 2019.



Gbr. 13 Grafik Perbandingan Antara Hasil Peramalan Beban Listrik Menggunakan Metode *Backpropagation Neural Network* Dengan Metode Regresi Linear Pada Bulan Desember 2019

Pada gambar 12. dapat dilihat apabila kedua metode peramalan beban listrik ini dibandingkan dengan data beban real pada bulan November 2019, bisa disimpulkan bahwa hasil peramalan beban listrik menggunakan metode *backpropagation neural network* lebih mendekati dengan data beban real dibandingkan dengan hasil peramalan beban listrik menggunakan metode regresi linear.

Ketepatan hasil peramalan menggunakan metode *backpropagation neural network* jauh lebih baik dan lebih konsisten dibandingkan dengan metode regresi linear. Tentu saja hasil dari peramalan beban menggunakan metode *backpropagation neural network* ini dipengaruhi oleh hasil nilai *error* (%) dan nilai MSE (%) yang sangat baik (sangat kecil) sehingga menghasilkan nilai hasil peramalan yang sangat mendekati nilai data beban hasilnya. Sedangkan untuk hasil peramalan beban listrik menggunakan metode regresi linear tidak cukup mendekati dari data beban *real* ini dikarenakan nilai dari *error* (%) dan nilai MSE (%) nya tidak cukup baik yang mengakibatkan data beban hasil peramalannya tidak mendekati dari nilai data beban *real*-nya.

Pada gambar 13 dapat dilihat perbandingan dari kedua metode peramalan beban listrik ini pada bulan Desember 2019. Walaupun pada bulan Desember 2019 belum memiliki data beban listrik real, kedua metode ini tetap dapat memperkirakan nilai-nilai pada masa depan untuk data beban realnya.

Apabila dilihat pada gambar grafik bulan November 2019, kita dapat menyimpulkan bahwa hasil peramalan beban listrik menggunakan metode *backpropagation neural network* akan lebih mendekati dengan data beban real dibandingkan dengan hasil peramalan beban listrik menggunakan metode regresi linear. Itu dikarenakan konsistensi ketepatan metode *backpropagation neural network* jauh lebih baik dibandingkan metode regresi linear. Kemudian pada metode *backpropagation neural network* dapat dilihat dari hasil peramalan datanya yang telah dibahas sebelum-sebelumnya, nilai *error* (%) dan nilai MSE (%) juga jauh lebih baik (kecil) apabila dibandingkan dengan metode regresi linear.

Dari hasil perbandingan grafik pada bulan November 2019 dan grafik pada bulan Desember 2019, bisa kita simpulkan bahwa untuk bulan Desember 2019 yang dalam keadaan belum memiliki nilai data beban *real*, kita tetap bisa mengetahui kira-kira berapa nilai data beban realnya melalui hasil peramalan beban listrik. Dan metode yang terbaik untuk menentukannya adalah metode *backpropagation neural network* dengan fungsi pelatihan *traincgb* dengan hasil nilai *error* (%) dan nilai MSE (%) yang sangat baik dengan arti

nilai peramalan data bebannya akan sangat mirip dengan data beban real nantinya.

IV. KESIMPULAN (PENUTUP)

Berdasarkan hasil dan analisis data pada bab sebelumnya, maka dalam penelitian ini dapat disimpulkan sebagai berikut:

1. Semakin banyak jumlah dan variasi data historis dari beban listrik pada saat training model jaringan syaraf tiruan, model jaringan syaraf tiruan yang baik dalam meramalkan data beban listrik.

2. Peramalan beban listrik menggunakan metode *backpropagation neural network* dapat mengetahui naik dan turunnya keadaan konsumsi listrik konsumen pada gardu induk Bondowoso 150KV sehingga apabila suatu saat konsumsi listrik melebihi atau kurang dari daya listrik yang disediakan ataupun masalah lain perihal prediksi konsumsi listrik dari konsumen, PT. PLN (PERSERO) dapat melakukan tindakan preventif lebih awal.

3. Hasil peramalan beban listrik menggunakan metode *backpropagation neural network* didapatkan nilai *error* terbaik (terkecil) dengan fungsi pelatihan *traincgb* sebesar -0.0062845% dengan nilai MSE sebesar 0.02810107%.

4. Hasil peramalan beban listrik menggunakan metode regresi linear didapatkan nilai *error* terbaik (terkecil) sebesar -0.179% dengan nilai MSE sebesar 3.118%.

5. Perbandingan peramalan beban listrik antara metode *backpropagation neural network* dengan regresi linear, maka didapatkan hasil terbaik yaitu oleh metode *backpropagation neural network* dengan fungsi pelatihan *traincgb* dengan nilai *error* paling kecil sebesar -0.0062845% dengan nilai MSE sebesar 0.02810107%.

REFERENSI

- [1] Dwisatya. R., M.R. Kirom, A. G. Abdullah. 2015. Prediksi Beban Listrik Jangka Pendek Berbasis Algoritma Feed Forward Back Propagation dengan Mempertimbangkan Variasi Tipe Hari. *e-Proceeding of Engineering*. 2 (3):7315. ISSN: 2355-9365.
- [2] Marsudi, D. 2006. *Operasi Sistem Tenaga Listrik*. Jakarta: Graha Ilmu.
- [3] Perdana, J. A., A. Soeprijanto, R.S. Wibowo. 2012. Peramalan Beban Listrik Jangka Pendek Menggunakan Optimally Pruned Extreme Learning Machine (OPELM) pada Sistem Kelistrikan Jawa Timur. *JURNAL TEKNIK ITS*. Vol. 1. No. 1. ISSN: 2301-9271.
- [4] Sarjono, Haryadi, Abbas, B.dwi Saleh. 2017. FORECASTING: Aplikasi Penelitian Bisnis QM For Windows vs MINITAB vs MANUAL. Jakarta: Mitra Wacana Media
- [5] Supranto, J. 1981. *Metode Peramalan Kuantitatif Untuk Perencanaan*. Jakarta: PT. Gramedia Pusat

